

Prediksi Harga Saham Dengan Svm(*Support Vector Machine*) Dan Pemilihan Fitur *F-Score*

V.G.Utomo¹, N.Wakhidah² dan A.N.Putri³

^{1,2,3} Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, Universitas Semarang

Jl. Soekarno Hatta Tlogosari, Semarang

E-mail : victor@usm.ac.id ¹, ida@usm.ac.id ², astrid@usm.ac.id ³

Abstract— In the capital market there are two methods that investors use to make stock price predictions, namely fundamental analysis and technical analysis. This research predicts stock prices based on technical analysis using technical indicators as its features. The study uses the Support Vector Machine (SVM) method for prediction and performs feature selection with the F-Score method. Research has completed the development of the prototype needed to make stock predictions. Stock data collection from the Indonesia Stock Exchange has been carried out and the required prediction process has also been carried out. The prediction results have been further processed and analyzed. The F-Score method requires a far less process than the maximum possible process to find the best features, especially after the number of features exceeds 5. The F-Score method also provides 70% F-Score and 71% accuracy. This result is only 3% worse than the best feature choice possible

Abstrak— Dalam pasar modal terdapat dua buah metode yang digunakan investor untuk membuat prediksi harga saham yaitu analisa fundamental dan analisa teknikal. Penelitian ini melakukan prediksi harga saham berdasarkan analisa teknikal dengan menggunakan indikator teknikal sebagai fiturnya. Penelitian menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) untuk prediksi dan melakukan pemilihan fitur (feature selection) dengan metode F-Score. Penelitian telah menyelesaikan pengembangan prototype yang dibutuhkan untuk melakukan prediksi saham. Pengumpulan data saham dari Bursa Efek Indonesia telah dilaksanakan dan proses prediksi yang dibutuhkan juga telah dilaksanakan. Metode F-Score membutuhkan proses yang jauh lebih sedikit daripada proses maksimal yang mungkin dilakukan untuk mencari fitur terbaik terutama setelah jumlah fitur melebihi 5. Metode F-Score juga memberikan hasil 70% F-Score dan 71% akurasi. Hasil ini hanya 3% lebih buruk daripada pilihan fitur terbaik yang mungkin dicapai

Kata Kunci— Prediksi Saham, Analisa Teknikal, Pemilihan Fitur, Support Vector Machine, F-Score.

I. PENDAHULUAN

Dalam pasar modal terdapat dua buah metode yang digunakan investor untuk membuat prediksi harga saham yaitu analisa fundamental dan analisa teknikal. Analisa fundamental membuat prediksi harga saham berdasar pada analisa keadaan perusahaan pada masa lalu dan harapan di masa yang akan datang. Analisa fundamental menggunakan informasi seperti berita dan laporan keuangan. [1] Analisa teknikal berdasar pada harga saham dan pergerakan pada periode sebelumnya untuk membuat prediksi harga saham di masa yang akan datang. [2] Warren Buffett, seorang investor yang paling sukses di dunia, menyatakan bahwa dirinya pada dasarnya menggunakan analisa fundamental dalam investasinya. Hanya saja, Warren Buffett juga mengakui pentingnya waktu pembelian. [3] Dalam hal ini, analisa teknikal dapat membantu pengambilan keputusan. Dalam melakukan analisa teknikal berbagai pendekatan telah dilakukan. Ada yang menggunakan sistem perdagangan, teknik komputasi, model makro ekonomi dan pola grafik. Penelitian dengan analisa teknikal ini secara umum memberikan dua macam hasil, prediksi harga saham dan strategi *buy and hold*. Hasil prediksi harga saham diukur dengan membandingkan harga prediksi dengan harga aktual. Akurasi diukur dengan menghitung *mean absolute percentage error* (MAPE) atau *root mean square error* (RMSE). Strategi *buy and hold* diukur dengan membandingkan hasil prediksi dengan keuntungan (atau kerugian) aktual. [4]

Pada pendekatan dengan teknik komputasi terdapat beberapa penelitian dengan berbagai metode. Metode ini menggunakan berbasis pada kecerdasan buatan seperti clusterin [5] atau Naïve Bayes.[6] Metode yang digunakan antara lain *Support Vector Machine* (SVM), *random forest* [7], Artificial Neural Network [8,9] dan MinMax[10]. Ada pula yang menggabungkan dengan Imperialist Competition Algorithm (ICA) dan Genetic Algorithm (GA) [11]

Parameter yang digunakan pada jurnal tersebut juga berbagai macam. Ada yang menggunakan parameter data perdagangan saham (harga pembukaan, penutupan, tertinggi dan terendah)[14], moving average dan RSI [12, 13]. Dari berbagai penelitian yang ada, belum ada yang melakukan penelitian tentang pilihan parameter / fitur yang digunakan. Maka pada usulan penelitian ini, hendak dilakukan penelitian prediksi harga saham dengan SVM yang menggunakan pemilihan fitur (*feature selection*). Pemilihan fitur pada penelitian ini akan menggunakan metode F-Score.

II. METODE PENELITIAN

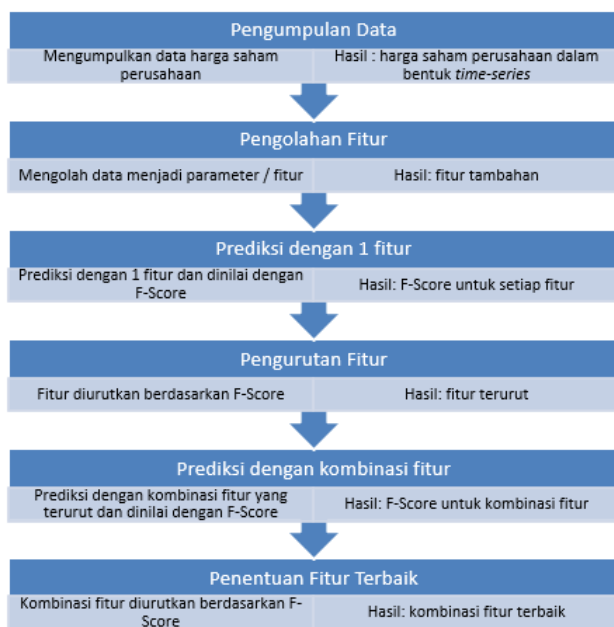
Penelitian dimulai dengan melakukan pengumpulan data harga saham dari beberapa perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Data yang dikumpulkan berupa data *time-series*, meliputi tanggal, harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah dan harga penutupan. Data tersebut diolah sehingga didapatkan

beberapa parameter/fitur yang lazim digunakan dalam analisa teknikal, yaitu

1. Relative Strength Index (RSI)
2. Stochastic Oscillator
3. William's R%
4. Moving Average Convergence and Divergence (MACD)
5. Bollinger Bands
6. Parabolic Stop-and-Reverse (Parabolic SAR)

Penelitian ini juga melakukan pengolahan data untuk label berupa nilai NAIK atau TURUN yang menyatakan perbandingan harga pada suatu hari naik dibanding hari sebelumnya atau turun dibanding hari sebelumnya. Dengan hanya menggunakan satu fitur saja, dilakukan prediksi menggunakan metode SVM dan hasilnya dihitung menggunakan F-Score. Fitur kemudian diurutkan berdasarkan hasil F-Score.

Prediksi menggunakan SVM kembali dilakukan dengan menggunakan kombinasi fitur yang sudah terurut. Hasil prediksi kembali dihitung dengan F-Score. Hasil terbaik menyatakan kombinasi fitur yang paling baik untuk prediksi.



Gambar 1 Alur Prediksi Harga Saham Dengan Support Vector Machine dan Pemilihan Fitur F-Score

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan antar muka web menggunakan bantuan kerangka kerja Django.

Data yang digunakan adalah data perdagangan saham selama 5 tahun untuk periode 30 September 2014-30 September 2019 yang bisa didapatkan dari website Yahoo Finance. Saham yang dipilih adalah saham yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia dan termasuk dalam indeks LQ45 (daftar 45 saham yang memiliki likuiditas

paling tinggi). Saham juga dipilih dari perusahaan yang mewakili sektor yang berbeda. Tabel 1 menampilkan daftar saham yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1 Daftar Saham

Kode	Nama Saham	Sektor
ADRO	Adaro Energy Tbk	Coal Mining
ASII	Astra International Tbk	Automotive and Components
BBNI	Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk	Bank
GGRM	Gudang Garam Tbk	Tobacco Manufacturer
INDF	Indofood Sukses Makmur Tbk	Food and Beverages

Data harga perdagangan saham meliputi tanggal, harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah dan harga penutupan. Pra-proses akan mengolah data perdagangan saham tersebut menjadi 7 fitur dan sebuah label. Fitur tersebut adalah fitur yang lazim digunakan dalam analisa teknikal yaitu MACD (Moving Average Convergence and Divergence), RSI (Relative Strength Index), SR (Stochastic Oscillator), WR (William's R), BBH (batas atas Bollinger Band), BBL (batas bawah Bollinger Band) dan PSAR (Parabolic Stop-and Reverse). Analisa teknikal Bollinger Band yang berupa pita menghasilkan 2 buah fitur berupa batas atas (BBH) dan batas bawah (BBL). Label yang digunakan pada penelitian ini berupa nilai NAIK atau TURUN yang menyatakan perbandingan harga pada suatu hari naik dibanding hari sebelumnya atau turun dibanding hari sebelumnya. Pra-proses juga akan menghilangkan data-data yang nilainya tidak lengkap. Nilai yang tidak lengkap ini sebagai akibat dari proses perhitungan fitur analisa teknikal.

Proses klasifikasi pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Data yang digunakan dibagi dua dengan perbandingan 80:20 antara data pembelajaran dan data pengujian. Label dari hasil pengujian dibandingkan dengan label faktual. Hasil perbandingan diolah sedemikian rupa sehingga menghasilkan nilai F-Score. Sekalipun tidak diperlukan dalam metode pemilihan fitur, hasil pengolahan juga menghasilkan akurasi yang merupakan hasil yang lazim disajikan pada penelitian dengan menggunakan machine learning.

Percobaan dilakukan beberapa kali dengan mengatur parameter kernel pada SVM dan *zero_division* pada perhitungan F Score. Parameter kernel yang digunakan dalam percobaan adalah linear, poly, rbf dan sigmoid. Kernel ini yang akan menentukan kedekatan nilai fitur. Parameter *zero_division* yang digunakan adalah 0 dan 1. Parameter *zero_division* ini harus ditentukan untuk menentukan sifat perhitungan ketika menemui pembagian dengan bilangan 0. Sesuai dengan metode pemilihan fitur dengan menggunakan F-Score, maka pertama kali akan dilakukan klasifikasi dengan hanya menggunakan 1 buah fitur, dihitung nilai F-Score dan diurutkan berdasarkan nilai F-Score tersebut. Contoh hasil dari pengolahan tahap pertama dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 F-Score Fitur Tunggal

No Urut	Fitur	F-Score
1	SR	0.594
2	WR	0.594
3	RSI	0.462
4	MACD	0.311
5	BBH	0.311
6	BBL	0.311
7	PSAR	0.311

Pada tabel 2 ditampilkan hasil pengolahan untuk saham ADRO, dengan kernel poly dan zero division 1. Kolom No Urut menunjukkan peringkat parameter berdasarkan F-Score yang didapat secara menurun. Kolom Fitur yang menunjukkan fitur yang sedang dievaluasi dan kolom F-Score menunjukkan F-Score dari fitur tersebut. Jika sebuah fitur ternyata memiliki nilai F-Score yang sama, maka urutan fitur tersebut ditentukan dengan urutan pada saat pra-proses.

Setelah mendapatkan urutan fitur tunggal, maka berikutnya dilakukan proses klasifikasi dengan melakukan kombinasi fitur sesuai dengan urutannya. Hasil klasifikasi dihitung nilai F Score. Contoh hasil pengolahan tahap kedua ini dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. F-Score Fitur Kombinasi

Kombinasi Fitur	F-Score
['SR', 'WR']	0.594
['SR', 'WR', 'RSI']	0.589
['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD']	0.615
['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD', 'BBH']	0.592
['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD', 'BBH', 'BBL']	0.586
['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD', 'BBH', 'BBL', 'PSAR']	0.595

Pada tabel 3 ditampilkan hasil pengolahan untuk saham ADRO, dengan kernel poly dan zero division 1. Kolom kombinasi fitur menunjukkan hasil kombinasi fitur sesuai dengan urutan fitur tunggal pada tabel 4.2. Kolom F-Score menunjukkan hasil perhitungan F-Score untuk klasifikasi dengan fitur terkait.

Hasil perhitungan F Score fitur tunggal dan fitur kombinasi digabungkan dan dicari nilai tertingginya. Contoh hasil pengolahan dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4 Fitur Terbaik

Saham	Fitur	F-Score
ADRO	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD']	0.643
ASII	['SR', 'WR', 'MACD', 'PSAR', 'RSI', 'BBH', 'BBL']	0.688
BBNI	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD', 'BBH']	0.726
GGRM	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD']	0.653
INDF	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD', 'BBH', 'BBL', 'PSAR']	0.667

Data pada tabel 4 didapatkan dari hasil percobaan untuk semua saham pada penelitian ini, dengan kernel poly dan zero division 1. Kolom saham menampilkan kode saham, kolom fitur menunjukkan fitur yang memiliki F-

Score terbaik. Kolom F-Score menampilkan nilai F-Score yang diraih. Hasil lengkap penelitian untuk fitur terbaik dengan kombinasi kernel dan zero division dapat dilihat pada lampiran 1.

Pada saat perhitungan F-Score kerap ditemui kesalahan karena proses perhitungan mendapati pembagian dengan bilangan nol. Untuk mengatasinya parameter zero division harus diatur agar tidak terjadi kesalahan. Nilai untuk parameter zero division adalah 1 dan 0. Tabel 5 menunjukkan hasil akhir pemilihan fitur untuk prediksi saham dengan SVM menggunakan kernel linear dan zero division menggunakan nilai 1 dan 0. Seluruh kelima saham diikutsertakan, dicari fitur terbaik dan hasil klasifikasi diolah hingga didapat nilai F-Score dan akurasi.

Tabel 5 Perbandingan Zero_division dengan F-Score

Zero Division	Saham	Fitur	F-Score	Akurasi
1	ADRO.JK	['RSI', 'SR', 'WR', 'MACD', 'BBH', 'BBL']	0.643	0.644
1	ASII.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'PSAR', 'MACD', 'BBL']	0.724	0.724
1	BBNI.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD']	0.717	0.717
1	GGRM.JK	['RSI', 'SR', 'WR', 'MACD', 'BBH']	0.687	0.689
1	INDF.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD', 'BBH', 'BBL', 'PSAR']	0.728	0.729
0	ADRO.JK	['RSI', 'SR', 'WR', 'MACD', 'BBH', 'BBL']	0.643	0.644
0	ASII.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'PSAR', 'MACD', 'BBL']	0.724	0.724
0	BBNI.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD']	0.717	0.717
0	GGRM.JK	['RSI', 'SR', 'WR', 'MACD', 'BBH']	0.687	0.689
0	INDF.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD', 'BBH', 'BBL', 'PSAR']	0.728	0.729

Kolom Zero Division pada tabel 5 menunjukkan pilihan parameter zero division yang dipilih. Pada contoh terlihat bahwa pada saham yang sama, perubahan nilai parameter zero division ini tidak memberikan perubahan hasil. Pilihan fitur terbaik, F-Score dan juga akurasi yang dihasilkan sama persis. Pengamatan pada percobaan lainnya juga memberikan hasil yang konsisten. Dari hasil ini, nilai untuk parameter zero division sebenarnya dapat dipilih sembarang nilainya, 0 atau 1. Hanya saja memang

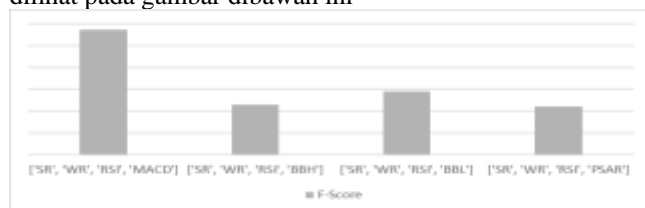
harus ada nilai yang diberikan agar perhitungan F-Score tidak error akibat pembagian dengan bilangan 0.

Pencarian fitur dengan metode F-Score mengakibatkan urutan kombinasi fitur sudah ditentukan. Untuk melihat dampak jika urutan kombinasi fitur berubah dilakukan percobaan untuk menghitung hasil klasifikasi dengan fitur kombinasi yang diganti urutannya. Tabel 6. menunjukkan hasil pengolahan klasifikasi dengan kernel poly dan kombinasi fitur yang ditentukan urutannya.

Tabel 6. Pengaruh Perubahan Urutan Fitur Dengan F-Score

2 Fitur	F-Score / Akurasi	3 Fitur	F-Score / Akurasi	4 Fitur	F-Score / Akurasi
['SR', 'WR']	0.594 / 0.601	['SR', 'WR', 'RSI']	0.589 / 0.596	['SR', 'WR', 'RSI', 'PSAR']	0.544 / 0.553
['WR','SR']	0.594 / 0.601	['SR', 'RSI', 'WR']	0.589 / 0.596	['SR', 'WR', 'PSAR', 'RSI']	0.544 / 0.553
		['RSI', 'SR', 'WR']	0.589 / 0.596	['SR', 'PSAR', 'WR', 'RSI']	0.544 / 0.553

Hasil pada tabel 6 menunjukkan bahwa secara konsisten, baik pada kombinasi 2 fitur, 3 fitur atau 4 fitur, perubahan urutan fitur memberikan hasil F-Score yang sama. Demikian pula dengan akurasi klasifikasi. Hal ini berarti urutan fitur kombinasi tidak mempengaruhi hasil klasifikasi. Pencarian fitur dengan metode F-Score juga mengatur pilihan fitur yang akan dikombinasikan berdasar pada urutan fitur tunggal. Menjadi pertanyaan ketika urutan fitur tunggal memiliki F-Score yang sama. Ketika kasus tersebut ditemui, pada penelitian ini, urutan fitur tunggal ditentukan pada pra-proses. Sesuai dengan hasil pada tabel 4.2, maka fitur keempat yang harus dipilih adalah MACD sekalipun sebenarnya fitur MACD, BBH, BBL dan PSAR memiliki F-Score yang sama. Dilakukan percobaan jika fitur MACD diganti dengan fitur yang lain. Hasilnya dapat dilihat pada gambar dibawah ini

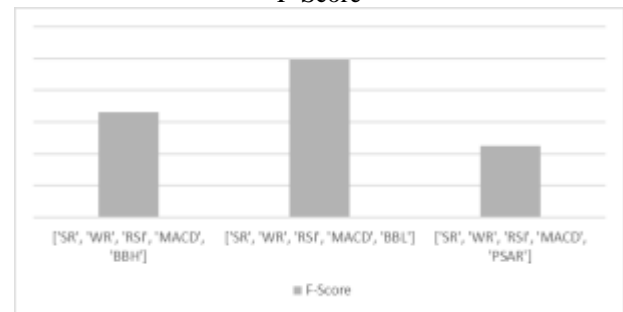


Gambar 2 Grafik Pengaruh Perubahan Parameter Terhadap F-Score

Gambar 2. menunjukkan perubahan ketika fitur MACD diganti dengan BBH, BBL dan PSAR. Percobaan dilakukan menggunakan data saham ADRO dengan kernel poly. Hasil perhitungan F-Score dari klasifikasi dengan kombinasi fitur tersebut memperlihatkan hasil yang berbeda-beda. Hal ini menunjukkan bahwa pilihan fitur

pada kombinasi fitur, yang semestinya memiliki peringkat sama, akan memberikan hasil klasifikasi yang berbeda. Hasil lain dapat dilihat pada grafik dibawah ini.

Gambar 3 Grafik Pengaruh Perubahan Parameter Terhadap F-Score



Grafik diatas menunjukkan pilihan fitur lanjutan dari grafik 2. Fitur BBH, BBL dan PSAR memiliki peringkat yang sama tetapi kombinasi fiturnya memberikan hasil klasifikasi yang berbeda. Kali ini, fitur BBH yang dipilih dengan metode F-Score tidak memberikan hasil terbaik. Secara keseluruhan, gambar grafik 2 dan 3. menunjukkan bahwa ketika menghadapi fitur dengan peringkat yang sama, metode F-Score tidak selalu menghasilkan pilihan fitur terbaik. Metode F Score memberikan perbandingan antara presisi dan sensitivitas. Sementara penelitian dengan menggunakan klasifikasi biasanya melakukan analisa dengan menggunakan akurasi. Hasil perbandingan kedua nilai ini ditunjukkan pada tabel 7.

Tabel 7 Perbandingan Tren F-Score dan Akurasi

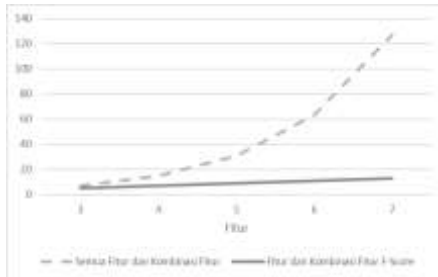
Fitur	F-Score		Akurasi	
SR	0.687		0.702	
WR	0.687	TURUN	0.702	TURUN
RSI	0.596	TURUN	0.596	TURUN
BBL	0.462	TURUN	0.545	TURUN
PSAR	0.455	TURUN	0.535	TURUN
BBH	0.439	TURUN	0.505	TURUN
MACD	0.338	TURUN	0.510	NAIK
['SR', 'WR']	0.687	NAIK	0.702	NAIK
['SR', 'WR', 'RSI']	0.690	NAIK	0.702	TURUN
['SR', 'WR', 'RSI', 'BBL']	0.661	TURUN	0.662	TURUN
['SR', 'WR', 'RSI', 'BBL', 'PSAR']	0.665	NAIK	0.667	NAIK
['SR', 'WR', 'RSI', 'BBL', 'PSAR', 'BBH']	0.651	TURUN	0.652	TURUN
['SR', 'WR', 'RSI', 'BBL', 'PSAR', 'BBH', 'MACD']	0.716	NAIK	0.717	NAIK

Tabel 7 menunjukkan hasil perhitungan F-Score dan akurasi dari hasil klasifikasi saham BBNI menggunakan kernel rbf. Pada kolom sebelah kanan nilai F-Score dan Akurasi, terdapat keterangan NAIK dan TURUN. NAIK menyatakan nilai pada baris tersebut lebih tinggi dari nilai pada baris sebelumnya sebelumnya sedangkan TURUN menyatakan sebaliknya. Bagian yang

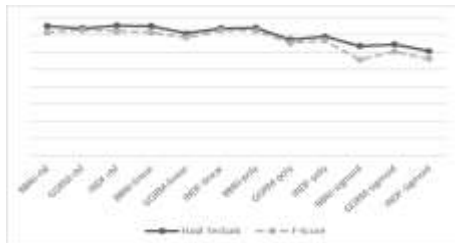
dicetak tebal menunjukkan bahwa F-Score dan akurasi dapat saja memiliki tren yang berbeda. Pada fitur MACD, F-Score menunjukkan penurunan sedangkan akurasi peningkatan. Sedangkan pada kombinasi fitur SR, WR, RSI didapatkan hasil sebaliknya.

Metode F-Score membatasi jumlah pengolahan untuk mendapatkan fitur atau kombinasi fitur terbaik pada prediksi saham dalam penelitian ini. Perbandingan antara jumlah pengolahan yang mungkin terjadi dibandingkan dengan jumlah pengolahan yang dilakukan pada metode F-Score dapat dilihat pada gambar 4.

Gambar 4 Grafik Perbandingan Keseluruhan Fitur dan Metode F-Score



Pada gambar 4, jumlah pengolahan yang mungkin terjadi digambarkan dengan garis putus-putus sedangkan jumlah pengolahan dengan F-Score digambarkan dengan garis lurus. Terlihat bahwa dengan metode F-Score jumlah pengolahan tidak meningkat secara signifikan sekalipun fitur sudah bertambah. Hal ini berbeda jauh dengan peningkatan pengolahan yang mungkin dibutuhkan seiring penambahan fitur. Sekalipun metode F-Score membutuhkan jumlah pengolahan yang relatif sedikit tetapi hasil pemilihan fiturnya juga tidak dapat mencapai performa maksimal yang mungkin dicapai. Berikut dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5 Grafik Perbandingan Fitur Terbaik yang Mungkin dan F-Score

Pada gambar 5 garis lurus menyatakan hasil terbaik sedangkan garis putus-putus menyatakan hasil dari metode F-Score. Hal yang sama tampak untuk tiga saham BBNI, GGRM dan INDF. Perubahan kernel juga tidak berpengaruh. Kernel yang digunakan dalam percobaan adalah rbf, linear, poly dan sigmoid. Dari keseluruhan hasil percobaan, rata-rata F-Score yang didapat lebih rendah 0.03 (3%) dan akurasi yang didapat juga lebih rendah 0.03 (3%).

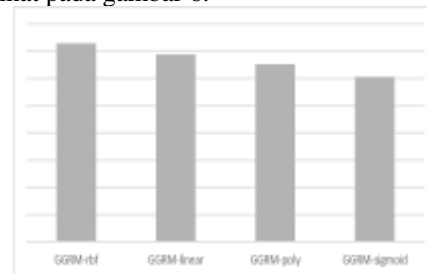
Penelitian juga menunjukkan bahwa fitur yang dibutuhkan oleh SVM untuk melakukan prediksi saham terbaik berbeda-beda pada tiap saham. Tabel 8

menunjukkan pilihan fitur terbaik yang dibutuhkan untuk menghasilkan prediksi terbaik.

Tabel 8 Perbandingan Kombinasi Fitur Tiap Saham

Saham	Fitur
ADRO.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD']
ASII.JK	['SR', 'WR', 'MACD', 'PSAR', 'RSI', 'BBH', 'BBL']
BBNI.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD', 'BBH']
GGRM.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD']
INDF.JK	['SR', 'WR', 'RSI', 'MACD', 'BBH', 'BBL', 'PSAR']

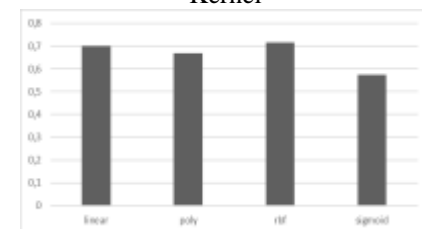
Tabel 8 adalah hasil pemilihan fitur terbaik dengan menggunakan kernel poly. Dapat dilihat bahwa hasil setiap saham memiliki fitur terbaik yang berbeda-beda sekalipun terdapat beberapa fitur yang selalu berulang. Fitur yang selalu berulang tersebut adalah SR, WR, RSI dan MACD. Perbedaan fitur terbaik juga tetap terjadi ketika kernel yang digunakan berbeda. Sesuai dengan sifat prediksi dengan SVM maka hasil prediksi ditentukan oleh proses training. Training pada penelitian dilakukan terhadap data perdagangan sebelumnya. Jadi fitur terbaik untuk prediksi saham akan berbeda-beda pada setiap saham sesuai dengan perilaku perdagangan saham tersebut. Selain zero division, parameter dalam penelitian ini adalah kernel. Terdapat 4 kernel yang digunakan pada penelitian ini yaitu linear, poly, rbf dan sigmoid. Perbedaan hasil klasifikasi dengan menggunakan kernel yang berbeda dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6 Perbandingan Hasil GGRM Antar Kernel

Gambar 6 menunjukkan nilai F-Score dari prediksi saham GGRM dengan berbagai kernel. Dapat dilihat bahwa hasil setiap kernel bisa saja berbeda. Hal ini terjadi pada seluruh data pada penelitian ini.

Gambar 7 Grafik Perbandingan Hasil Rata-Rata Antar Kernel



Gambar 7 menunjukkan rata-rata F-Score hasil prediksi untuk setiap kernel. Terlihat bahwa kernel rbf (0.71) dan kernel linear (0.70) memiliki nilai yang berdekatan. Hal ini berarti kernel rbf dan kernel linear memiliki performa prediksi yang hampir sama baik sekalipun kernel rbf lebih baik. Kernel berikutnya dari segi

performa adalah kernel poly (0.67) dan kernel sigmoid (0.57) memberikan performa prediksi paling buruk



Gambar 8 Menu Upload Adro.jk untuk melakukan proses learning dan feature selection

Gambar 9 Menu Hasil Prediksi

Pada gambar 8,9 adalah Proses learning dan feature selection pada web, sehingga menghasilkan nilai prediksi.

IV. KESIMPULAN

Kesimpulan dapat diambil. Terdapat dua parameter yang dapat diubah-ubah pada penelitian ini yaitu zero division dan kernel. Parameter zero division harus diberi nilai agar proses tidak berhenti karena kesalahan pembagian dengan nol. Hanya saja pemberian nilai 0 dan 1 pada parameter zero division tidak mengubah hasil prediksi. Kernel yang dapat dipilih adalah linear, poly, rbf dan sigmoid. Kernel rbf memberikan hasil prediksi terbaik sekalipun kernel linear memberikan hasil yang mendekati. Pengamatan juga memberikan hasil bahwa perbedaan urutan fitur dalam fitur kombinasi tidak memberikan hasil prediksi yang berbeda. Nilai F-Score juga dapat memiliki tren yang berbeda dengan akurasi prediksi. Metode F-Score membutuhkan proses yang jauh lebih sedikit daripada proses maksimal yang mungkin dilakukan untuk mencari fitur terbaik terutama setelah jumlah fitur melebihi 5. Metode F-Score juga memberikan hasil 70% F-Score dan 71% akurasi. Hasil ini hanya 3% lebih buruk daripada pilihan fitur terbaik yang mungkin dicapai.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Grimm, R. C., 2012. Fundamental Analysis as a Traditional Austrian Approach to Common Stock Selection. *The Quarterly Journal of Austrian Economics* Vol 15 No 2
- [2] Bettman, J. L., 2007. Fundamental and Technical Analysis: Substitutes or Complements?. *Disertasi Doctor of Philosophy bidang Keuangan Australian National University (ANU)*
- [3] Hagstrom, R. G., 2005. *The Warren Buffett Way*, Wiley, Amerika Serikat
- [4] Nazario, R. T. F., Silva, J. L., Sobreiro, V. A., dan Kimura, H., 2017. A Literature Review of Technical Analysis on Stock Markets, *The Quaterly Review of Economics and Finance* Vol 66
- [5] Utomo, V. dan Marutho, D., 2018. Measuring Hybrid SC-FCM Clustering with Cluster Validity Index, *International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent System (ISRITI) 2018*
- [6] Putri, A. N., Asmiatun, S. dan Wakhidah, N., 2018. Klasifikasi Kondisi Permukaan Jalan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes, *Prosiding Semnas PPM 2018*
- [7] Patel, J., Shah, S., Thakkar, P. dan Kotecha, K., 2015. Predicting Stock and Stock Price Index Movement using Trend Deterministic Data Preparation and Machine Learning Techniques. *Expert Systems with Applications* 42(1)
- [8] Sezer, O. B., Ozbayoglu, A. M. dan Dogdu, E., 2017. A Deep Neural-Network Based Stock Trading System Based on Evolutionary Optimized Technical Analysis Parameteres, *Procedia Computer Science* 114 (2017)
- [9] Sezer, O. B., Ozbayoglu, A. M. dan Dogdu, E., 2017. An Artificial Neural Network-based Stock Trading System Using Technical Analysis and Big Data Framework, *ACM Southeast Conference ACMSE 2017*, Kennesaw State University, GA, Amerika Serikat
- [10] Kempen, R., 2016. *Fibonacci Are Human (Made)*. *IFTA Journal* 2016
- [11] Ahmadi, E., Jasemi, M., Monplaisir, L., Nabavi, M. A., Mahmoodi, A. dan Jam, P. A., 2018. New Efficient Hybrid Candlestick Technical Analysis Model for Stock Market Timing on The Basis of The Support Vector Machine and Heuristic Algorithms of Imperialist Competition and Genetic, *Expert Systems with Applications* 94(2018).
- [12] Rousis, P. dan Papathanasiou, S., 2018. Is Technical Analysis Profitable on Athens Stock Exchange?, *Mega Journal of Business Research* 2018
- [13] Wong, W. , Manzur, M. dan Chew, B. , 2010. How Rewarding is Technical Analysis? Evidence from Singapore Stock Market, *Applied Financial Economics* 13(7)
- [14] A. T. Jaka Harjanta and B. A. Herlambang, "Extraction Sentiment Analysis Using naive Bayes Algorithm and Reducing Noise Word applied in Indonesian Language," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 835, p. 012051, May 2020.